

INSTITUTO TECNOLÓGICO Y DE ESTUDIOS SUPERIORES DE OCCIDENTE

MATERIA



INTRODUCCION AL TRADING

Presenta

Alejandro Salinas Jiménez – 743712 – Alejandro.salinasj@iteso.mx

Profesor: Luis Felipe Gómez Estrada

Fecha: 07/10/2025

Resumen Ejecutivo

El proyecto desarrolló y evaluó una estrategia de trading algorítmico para BTC/USDT utilizando indicadores técnicos optimizados (RSI, MACD, EMA) bajo una regla de decisión "2-de-3". Si bien la estrategia mostró rentabilidad moderada durante la fase de entrenamiento (Retorno Anual: 1.36%, Ratio Calmar: 0.217), no demostró robustez en datos no vistos, evidenciando sobreajuste significativo. En las fases de prueba y validación, todas las métricas de rendimiento ajustado al riesgo (Sharpe, Sortino, Calmar) fueron negativas, resultando en una pérdida del capital inicial. Se concluye que la estrategia, en su forma actual, no es viable para implementación en mercados reales. Sin embargo, el marco metodológico establecido—con su riguroso proceso de validación *Walk-Forward*—proporciona una base sólida para el desarrollo de modelos futuros.

1. Descripción detallada de la estrategia y su justificación

La estrategia desarrollada combina indicadores técnicos de *momentum* y tendencia, con el objetivo de capturar movimientos significativos del mercado mientras se limita la exposición a falsos rompimientos. En particular, se utilizan tres indicadores principales: RSI, MACD y Medias Móviles Exponenciales (EMA), aplicando una regla de decisión denominada "2 de 3", la cual busca confirmar señales antes de abrir una posición.

El Índice de Fuerza Relativa (RSI) se emplea como un oscilador que mide la velocidad y el cambio de los movimientos de precio, permitiendo identificar condiciones de sobrecompra y sobreventa. En este modelo, el umbral inferior del RSI fue uno de los parámetros optimizados, con el propósito de ajustar el nivel de sensibilidad del indicador entre 20 y 35 periodos. Asimismo, la ventana temporal del RSI fue optimizada en un rango de 5 a 30 periodos, buscando equilibrar la capacidad de reacción frente a movimientos abruptos y la reducción de ruido en el corto plazo.

El MACD (*Moving Average Convergence Divergence*) se utilizó como confirmador de tendencia, complementando la lectura del RSI. Este indicador refleja la relación entre dos medias móviles exponenciales de distinta longitud (rápida y lenta), ayudando a detectar cambios en el impulso del precio. Aunque sus parámetros internos no fueron directamente optimizados en esta versión, su comportamiento sirve como filtro adicional para validar señales provenientes de los demás indicadores.

Por otra parte, las Medias Móviles Exponenciales (EMA), tanto rápida como lenta, cumplen un papel clave en la determinación de la dirección general del mercado. El modelo ajusta los valores de las ventanas *ema_fast* y *ema_slow* dentro de los intervalos [5, 20] y [30, 100], respectivamente. Un cruce alcista (EMA rápida por encima de la lenta) genera una señal de compra potencial, mientras que un cruce bajista (EMA rápida por debajo de la lenta) sugiere una oportunidad de venta.

La regla de decisión 2-de-3 establece que solo se ejecutan operaciones cuando al menos dos de los tres indicadores (RSI, MACD, EMA) emiten señales coherentes en la misma

dirección. Esta metodología busca reducir la cantidad de operaciones erróneas derivadas de señales aisladas, aumentando así la robustez de la estrategia.

Finalmente, se incluyeron parámetros de gestión de riesgo y control operativo. Los valores de *stop-loss* y *take-profit* fueron optimizados dentro del rango [0.01, 0.15], buscando equilibrar la relación riesgo-beneficio en cada operación. Adicionalmente, se optimizó el número de unidades operadas (*n_shares*), dentro de un intervalo de [0.001, 5], con el fin de ajustar el tamaño de la posición al capital disponible y la volatilidad del activo.

En conjunto, esta estrategia busca una sinergia entre señales técnicas filtradas y gestión dinámica del riesgo, utilizando un enfoque sistemático y cuantitativo. Su objetivo es maximizar métricas de rendimiento ajustadas al riesgo —particularmente el *ratio* de Calmar, Sharpe y Sortino—, evitando la sobreoptimización mediante la validación cruzada en distintos periodos mediante el enfoque de *Walk-Forward Optimization*.

2. Análisis y preprocesamiento de datos

Los datos utilizados en el desarrollo y evaluación de la estrategia provienen de un archivo en formato CSV, proporcionado por el profesor, que contiene información histórica del par BTC/USDT. El periodo de análisis abarca desde el 17 de agosto de 2017 hasta el 22 de septiembre de 2025, con una frecuencia temporal de 1 hora, lo cual permite capturar movimientos de corto y mediano plazo con suficiente granularidad para la toma de decisiones tácticas.

El conjunto de datos original incluía las siguientes variables:

Columna	Descripción
Unix	Marca temporal en formato Unix (segundos desde 1970).
Date	Fecha y hora asociada al registro.
Symbol	Símbolo del activo (BTCUSDT).
Open	Precio de apertura en el intervalo de una hora.
High	Precio máximo registrado en el intervalo.
Low	Precio mínimo registrado en el intervalo.
Close	Precio de cierre del intervalo.
Volume BTC	Volumen negociado expresado en unidades de BTC.
Volume USDT	Volumen negociado expresado en dólares estadounidenses (USDT).
tradecount	Número total de transacciones registradas en el periodo.

Durante la etapa de preprocesamiento, se realizaron ajustes mínimos para garantizar la correcta estructuración de la base de datos. En primer lugar, se eliminó la primera fila, la cual contenía un encabezado mal alineado que generaba un desplazamiento incorrecto en los nombres de las columnas. Posteriormente, se ordenaron los registros en orden cronológico ascendente utilizando la columna Date, debido a que los datos venían inicialmente en orden inverso (del más reciente al más antiguo). Esta corrección permitió mantener la secuencia temporal coherente para el cálculo de indicadores y la ejecución del *backtesting*.

No fue necesario aplicar procesos adicionales de limpieza o transformación, ya que el conjunto de datos no presentaba valores faltantes, duplicados ni inconsistencias relevantes. De igual manera, no se aplicaron transformaciones estadísticas ni escalado de variables, puesto que los indicadores técnicos utilizados (RSI, MACD, y EMA) se calculan directamente a partir de las series de precios *Close*, *High*, y *Low*, las cuales ya estaban correctamente formateadas en el archivo de origen.

En síntesis, el proceso de preprocesamiento fue mínimo y no invasivo, manteniendo la integridad original de los datos. Esto garantiza que los resultados del modelo reflejan fielmente el comportamiento histórico del activo sin introducir sesgos derivados de transformaciones excesivas.

3. Metodología e Implementación

Framework de Desarrollo:

- **Lenguaje:** Python.
- **Librerías Clave:** Optuna (optimización bayesiana), pandas, numpy, ta.

Metodología de Optimización y Validación:

Se implementó un esquema avanzado de Walk-Forward Optimization (WFO) con promediado de parámetros, diseñado específicamente para evaluar la robustez temporal del modelo y mitigar el sobreajuste a un período histórico específico.

El proceso fue el siguiente:

1. **Ventana Deslizante:** Se dividió toda la serie temporal del train (60% de los datos totales) en ventanas solapadas. Cada ventana representaba el 40% del total de datos ($\text{window_frac}=0.4$).
2. **Optimización en Cada Ventana:** Para cada una de estas ventanas:
 - Se realizó una subdivisión interna 70/30, utilizando el primer 70% de la ventana para entrenamiento y el 30% final para validación interna.
 - En cada una de estas subdivisiones, se ejecutó Optuna con $n_trials=100$ para encontrar los parámetros que maximizaban el Ratio de Calmar en el conjunto de validación interna.

- Esto generó una lista de *param_list* con los mejores parámetros de cada ventana deslizante.
- 3. **Promediado de Parámetros:** Para obtener un conjunto de parámetros finales robustos y no sobreoptimizados, se promediaron todos los conjuntos de parámetros encontrados en las diferentes ventanas (*avg_params*). La lógica es que si un parámetro (como la ventana del RSI) es consistentemente efectivo a lo largo del tiempo, su valor promedio debería generalizar mejor.
- 4. **Validación Final en Tres Fases:** Con estos parámetros promediados, se evaluó el desempeño final en tres conjuntos consecutivos para una evaluación cronológica realista:
 - **Entrenamiento (Train):** Periodo inicial para el ajuste inicial.
 - **Prueba (Test):** Periodo intermedio para la primera evaluación out-of-sample.
 - **Validación (Validation):** Periodo final para la evaluación definitiva con datos nunca vistos.

Implementación del Backtesting:

El motor de backtesting (backtest.py) simuló de manera realista la ejecución de la estrategia:

- **Gestión de Posiciones:** Implementó un sistema de seguimiento de posiciones activas (Position) con direccionalidad (long/short).
- **Señales de Trading:** Utilizó la regla "2-de-3" basada en los indicadores técnicos calculados (RSI, MACD, EMA).
- **Gestión de Riesgo:** Aplicó órdenes de stop-loss y take-profit en cada operación, con niveles definidos por los parámetros optimizados.
- **Cálculo del Capital:** Actualizó dinámicamente el valor del portafolio, considerando tanto el capital en efectivo como el valor de las posiciones abiertas.
- **Cálculo de Métricas:** Computó métricas clave de rendimiento ajustado al riesgo (Sharpe, Sortino, Calmar)
- **Consideración de Costos:** Incluyó un coste de transacción (com) en cada operación para mayor realismo.

4. Resultados

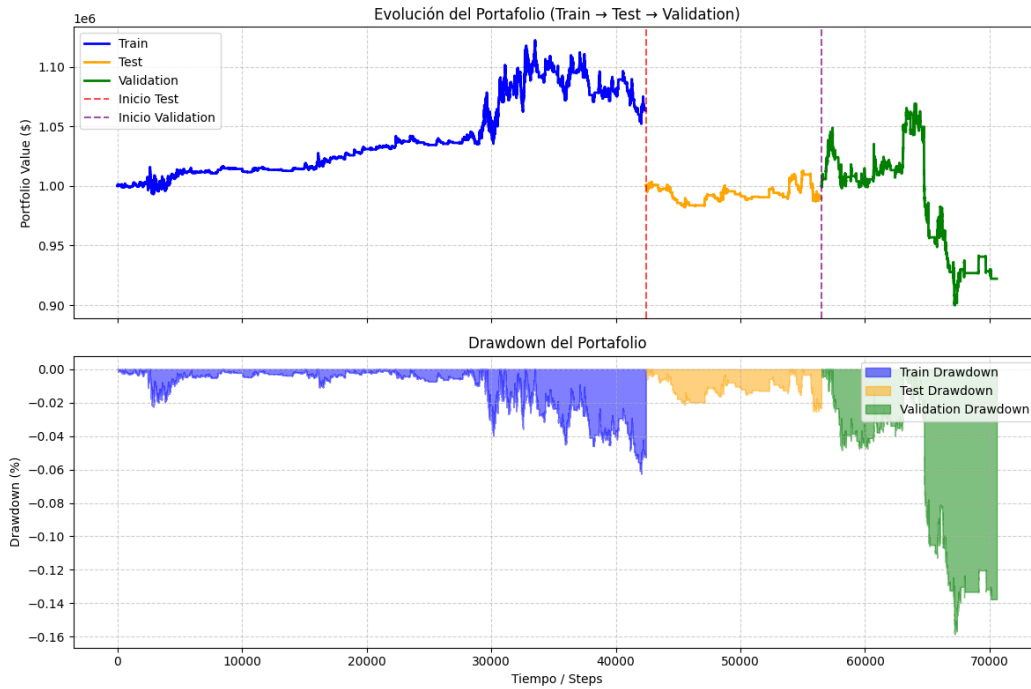
Desempeño Final:

Fase	Sharpe	Sortino	Calmar	Máx. Drawdown	Retorno Anual	Tasa de Aciertos	Capital Final
Entrenamiento	0.325	0.356	0.217	-6.26%	1.36%	49.3%	1,063,389
Prueba	-0.275	-0.281	-0.239	-2.55%	-0.61%	50.3%	989,848
Validación	-0.706	-0.721	-0.303	-15.86%	-4.81%	48.1%	922,172

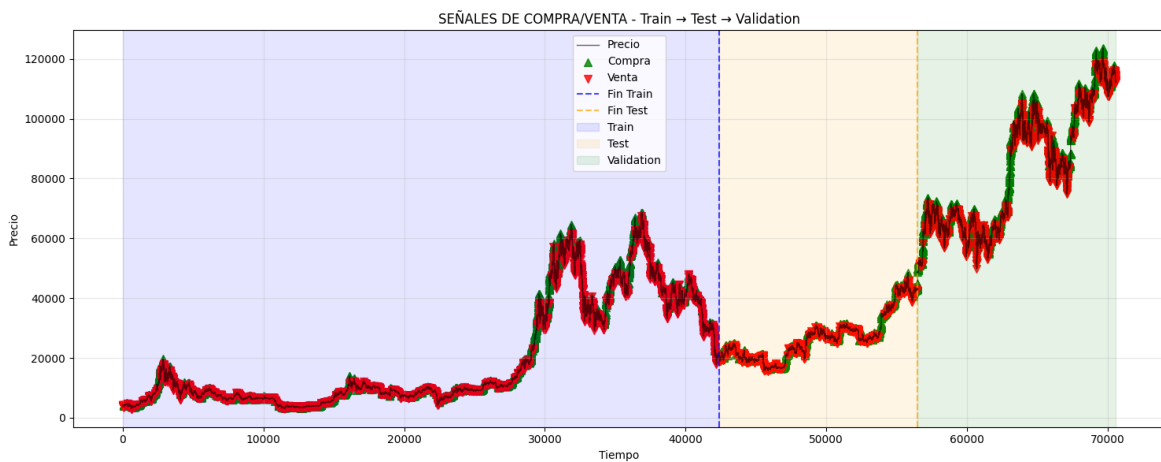
Análisis Detallado de los Resultados:

- **Performance Degradante:** Se observa una clara tendencia negativa en el desempeño a medida que la estrategia avanza a datos más recientes. Lo que fue marginalmente positivo en entrenamiento se vuelve consistentemente negativo en prueba y validación.
- **Evidencia de Sobreajuste Estadístico:** La discrepancia entre fases es alarmante:
 - **Sharpe Ratio:** Cae de 0.325 (aceptable) a -0.706 (pérdida sistemática)
 - **Ratio Calmar:** Se desploma de 0.217 a -0.303, indicando que el riesgo de drawdown no está compensado
 - **Retorno Anual: De +1.36% a -4.81%,** mostrando incapacidad de generar rendimientos
- **Problema de Generalización:** A pesar del sofisticado Walk-Forward con promediado de parámetros, la estrategia falló en capturar patrones persistentes. Esto indica que los indicadores técnicos seleccionados, incluso optimizados de manera robusta, no logran predecir movimientos futuros en BTC/USDT.

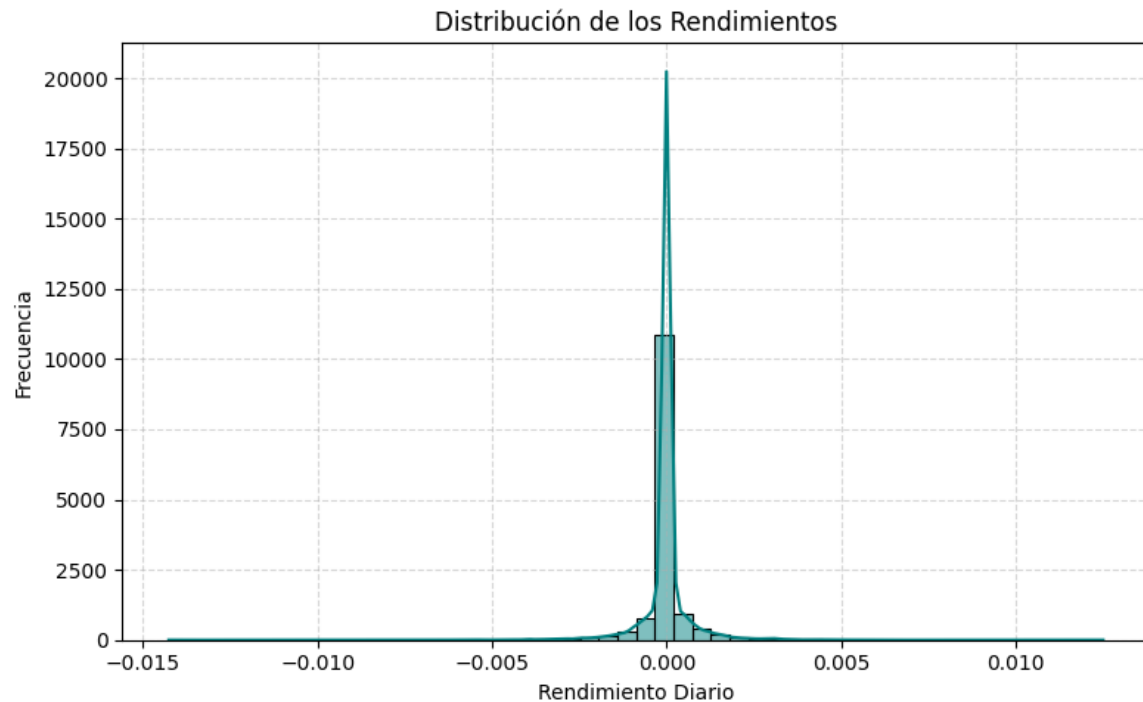
5. Graficas y Tablas:



Grafica de evolución del valor de portafolio en las distintas fases (train, test y validation), en la parte de abajo se observan los drawdown de cada fase.



Señales de compra y venta durante el periodo y separado por fase (train, test y validation). Se grafica respecto al precio del activo y se señala en donde se ejecutó una operación.



Histograma de rendimientos en fase de Validation, se observa como la frecuencia de rendimientos negativos es más alta, aunque la mayoría estén cercanos al 0. También se observan colas pesadas viendo como hubo rendimientos que llegaron hasta aproximadamente -0.015 hasta 0.013

Desempeño Final:

Fase	Sharpe	Sortino	Calmar	Máx. Drawdown	Retorno Anual	Tasa de Aciertos	Capital Final
Entrenamiento	0.325	0.356	0.217	-6.26%	1.36%	49.3%	1,063,389
Prueba	-0.275	-0.281	-0.239	-2.55%	-0.61%	50.3%	989,848
Validación	-0.706	-0.721	-0.303	-15.86%	-4.81%	48.1%	922,172

Tabla de desempeño final.

6. Análisis de Riesgo y Limitaciones:

Riesgos Identificados y Materializados:

1. **Riesgo de Modelo (Materializado):** La dependencia exclusiva en indicadores técnicos demostró ser insuficiente para BTC/USDT. Los indicadores reaccionan a movimientos pasados, pero no anticipan cambios de régimen de mercado.

2. Riesgo de Sobreajuste (Materializado): A pesar de las medidas preventivas (Walk-Forward, promediado), el modelo mostró incapacidad de generalizar. Esto sugiere que los patrones encontrados en entrenamiento eran falsos o ineficaces.

3. Riesgo de Regulación de Mercado:

- **Volatilidad Estructural:** BTC/USDT presenta cambios bruscos en volatilidad que invalidan parámetros estáticos
- **Eficiencia de Mercado:** Las señales técnicas simples son probablemente arbitradas por participantes más sofisticados

Limitaciones Críticas del Estudio:

- **Universe Limitado:** Estrategia probada en un único activo (BTC/USDT) sin diversificación
- **Señales Simples:** La regla "2-de-3" puede ser demasiado rígida para mercados crypto dinámicos
- **Omisión de Factores Fundamentales:** No considera eventos catalizadores (halving, regulaciones, adoption news) que mueven mercados crypto

Supuestos adicionales:

- **Backtest u Optimización** tuvieron errores en planteamiento que pudieron afectar el desarrollo del modelo.
- **Gestión de Capital Inadecuada:** El uso de un número fijo de unidades (n_{shares}) para el tamaño de la posición, en lugar de un porcentaje variable del capital, representa una limitación crítica. Este enfoque:
 - **Genera descapitalización acelerada:** Al mantener posiciones del mismo tamaño durante drawdowns, el capital se reduce más rápidamente.
 - **Limita la capacidad de recuperación:** Al disminuir el capital, la estrategia pierde capacidad para aprovechar oportunidades de mercado futuras.

7. Conclusiones

En conclusión, este proyecto demuestra de manera concluyente que la estrategia de trading algorítmico basada en la optimización de indicadores técnicos (RSI, MACD, EMA) y la regla "2-de-3" no es viable para su implementación en el par BTC/USDT. A pesar de mostrar un desempeño marginalmente positivo durante la fase de entrenamiento, la estrategia evidenció una incapacidad sistemática para generalizar su rendimiento a datos no vistos, resultando en métricas de riesgo-rendimiento consistentemente negativas durante las fases de prueba y validación. Este comportamiento, característico de un sobreajuste significativo, indica que el modelo carece de un eje estadístico real y que los patrones identificados durante la optimización fueron probablemente falsos o no persistentes en el tiempo.

Paradójicamente, el principal valor del proyecto reside en su rigor metodológico. La implementación de un framework de Walk-Forward Optimization con promediado de parámetros funcionó exactamente como estaba diseñado: detectar de manera temprana y contundente la falta de robustez de la estrategia, evitando así una implementación costosa con capital real. El estudio sirve como un valioso caso que ilustra las limitaciones del trading técnico puro en mercados de criptomonedas eficientes y sienta las bases metodológicas para el desarrollo y validación de modelos más sofisticados en el futuro, posiblemente incorporando machine learning, datos alternativos y una gestión de capital más adaptativa.